

購買行動が固定的な顧客への顧客育成手法 Customer Development Method for Customers with Fixed Purchasing Behavior

御代川 亮[†]
Ryo Miyokawa

三木 良雄[†]
Yoshio Miki

1. はじめに

現在、様々なモノを販売する上で ID-POS が普及したことにより当たり前のように購買データが取得できるようになった。それに伴い購買データを活用した様々なデータ分析が活発に行われている。近年では、既存顧客との関係を重視する傾向にあり、そのためには顧客を優良顧客へと促す顧客育成手法が必要である。従来の研究では、協調フィルタリングを用いたレコメンドなどにより顧客の維持・向上を行っている。このような手法は、EC サイトやスーパーマーケットのような購買行動の変化が多く、購買行動を変化させることが容易である顧客が対象となっている。しかし専門店のように商品単価が高く来店頻度も低いといった購買行動が固定的な顧客は、購買行動を変化させることは容易ではない。またそういった購買行動が固定的な顧客を対象にした先行研究は少ない。

本研究では、購買行動が固定的な顧客について個人経営の洋菓子専門店を例に挙げ分析を行う。顧客育成を行うには、購買行動が変化する要因を見つけ、それに合った施策を行わなくてはならない。その要因がある場合には、購買行動が変化する前に隠れている。事前の調査では、購買行動が固定的であることは分かっているが購買行動の変化は、少なからず起きている。その購買行動の変化が離脱と関係していると仮説を立てた。そのため本研究では、購買行動の変化の中でも最も重要な離脱に焦点を当て離脱タイミングの分析を行う。

2. アプローチ

2.1 先行研究

参考文献[5]は、Yahoo!ショッピングにおける購買データから優良顧客のみを対象に L1 正則化つきロジスティック回帰を用いて離脱顧客の予測をしている。分析には特徴量としてショッピングサイトの訪問日数、注文カテゴリ、注文回数、金額を利用したモデルの制度が良いと記されている。しかし本研究の対象では、来店回数が少なく購入のカテゴリ数も少ない。そのため長期的なスパンで考え、顧客情報を集めることが重要だと考える。

参考文献[6]では、イベントの発生しやすさを推定する Burst 解析をポアソン分布を使用し、改良した Enthusiasm 解析を提案している。スーパーマーケットの利用客を対象とし、離脱可能性客数を予測している。その結果、利用状況が悪化していると推定された顧客のみを対象とした場合 78%、全顧客を対象とした場合 60%の確率で離脱可能性客を検出できることを明らかにしている。この手法では、利用頻度の低下が離脱につながると仮定し検出している。本研究の対象は、

[†] 工学院大学大学院 Kogakuin University Graduate School

利用頻度が低く、一回毎のスパンも比較的長い因此在籍客と離脱客の見極めが難しいため前提となる仮定部分の当てはまりが悪く適応は難しいと考える。しかし直近購入で顧客の利用状況が悪化している、購買行動が変化しているかどうかを考慮することは重要であると考ええる。

2.2 本研究のアプローチ

顧客の購買行動の変化は、何か予兆があり起こっていると仮説を立てた。例えば「定期的にケーキを購入していた顧客が、飽きを感じ、焼菓子を試すも定期購入には繋がらず離脱となる」のようになるのではないかと考えた。その予兆を見つけるために購買の類似性をコサイン類似度により算出する。具体的には、来店毎の購買でどの程度同じような購入をするのかという短期的なスパンの視点と、年単位の購買で定期的な購買があるかという長期的なスパンの視点で調べる。この2つの類似性から顧客を一年毎に分類することで、離脱との関係性を探る。

3. 提案手法

3.1 購買行動の類似性

先述した来店毎の類似度と年毎の類似度を以下のように算出する。対象の年を n 年、用途部門の部門数を p としたとき、 n 年での用途部門の購入数を要素とした p 次元のベクトルを \vec{a} とする。その際、 n 年と $n-1$ 年とのコサイン類似度を年毎の類似性を表す X とする。次に、 n 年の来店回数を m 、嗜好部門の部門数を q としたとき、ひと来店での嗜好部門の購入数を要素とした q 次元のベクトルを \vec{b} とする。その際、来店毎総当たりでコサイン類似度を算出し平均したものを来店ごとの類似性を表す Y とする。

$$X_n = \frac{\vec{a}_n \cdot \vec{a}_{n-1}}{|\vec{a}_n| |\vec{a}_{n-1}|} \quad (1)$$

$$Y_n = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \delta_{ij} \left(\frac{\vec{b}_{ni} \cdot \vec{b}_{nj}}{|\vec{b}_{ni}| |\vec{b}_{nj}|} \right)}{\frac{m(m-1)}{2}} \quad \text{where } \begin{cases} \delta_{i,j} = 1, (i \neq j) \\ \delta_{i,j} = 0, (i = j) \end{cases} \quad (2)$$

3.2 分類の定義

3.1 の類似度 X, Y を使用し、顧客の分類をし離脱との関係性を探る。離脱については、在籍・休眠・離脱の3つに分け(以下この分類を離脱カテゴリとする)、 $n+1$ 年もしくは $n+2$ 年以降に購入がないものを離脱、 $n+1$ 年もしくは $n+2$ 年に一年間購入がなかったがそれ以降に購入があれば休眠、購入があれば在籍とする。

加えて、より詳細な購買行動の分類として、 n 年に嗜好部門で最も購入の多かった部門をその顧客の購買行動(購入がない場合 Y を算出できないため休眠、離脱は除く)とした時、購買行動がどのように変化するか(休眠、離脱を含む)を分析

する。購買行動の変化は下記のように定義する(以下購買カテゴリ)

- 長期: $n+1, n+2$ 年共に n 年と同じ購買行動をとる
- 浮気: $n+1$ 年に異なる購買行動をとり, $n+2$ 年に n 年と同じ購買行動をとる
- 予兆: $n+1$ 年に同じ購買行動をとり, $n+2$ 年に n 年と異なる購買行動をとる
- 移動: $n+1, n+2$ 年共に n 年と異なる購買行動をとる

3.3 分析手法

類似度 X, Y から顧客の分類を 2 種類行い, 離脱との関係を探る。

1 つ目は, n 年の類似度 X, Y を閾値 0.7 としそれより高いか低いかで顧客を分類する。その分類に対し $n+1, n+2$ 年に離脱カテゴリのどの行動を取っているか集計し分析する。

2 つ目は, 1 つ目と同様に n 年の類似度 X, Y で顧客を分類する。その分類に対し $n+1, n+2$ 年に購買カテゴリのどの行動をとっているか集計・分析する。その後, 購買行動の変化が離脱へとつながる可能性のある予兆・移動部門を抽出し, 離脱との関係性を調べる。

4. 分析

4.1 利用データ

本研究の対象である洋菓子専門店で記録された 2003 年から 2018 年までの ID-POS データを使用する。類似度 X, Y を算出するため, 2 年以上の利用している会員を対象の会員とし, 2016 年までに利用したもの。合計 1358 会員の ID-POS データを嗜好部門 8, 用途部門 19 の部門数に再分類した。そのデータを一年の購入を 1 行とした合計 6738 行のデータフレームである。

4.2 分析内容

3.2 にて述べた 2 つの分類から離脱について分析を行う。算出した割合を顧客が取り得る購買行動の可能性または確率としてみなす。

4.3 分析結果

購買行動カテゴリについて算出したものを表 1 に, 加えて予兆, 移動を一つのカテゴリとし, $n+2$ 年の離脱についての分類結果を表 2 に示す。表 1 より 3 つの分類で長期が最も高い割合となっているが X, Y ともに低い時に限り移動が高い割合となっている。表 2 より, $n+2$ 年に購買行動が変化する客の中では, Y が高いと離脱する傾向が高いことがわかった。

4.4 考察

分析結果より, 顧客は X, Y ともに低いと購買行動が変化する割合が高いが, 購買行動が変化する顧客の中では Y が高いと離脱の傾向が高いことがわかった。つまり購買行動が変化する人は, 1 年間で同じものばかりを買うと離脱する確率が高くなるということがわかった。それは, 年間を通して同じものばかり買う顧客は, 飽きが早く来て離脱へとつながるが, 年間を通してバラバラな購買をする人は, 飽きが来ないもしくは周期的な購買となり在籍を続けるのではと考察する。従って, 直感的には購買行動が変化する事は離脱につながると感じるが, 分析結果により購買行動の変化が離脱に直接つながらないことが明らかになった。加えてデータを

トレーニングデータとテストデータに分けてトレーニングデータから表 1, 2 のような割合を算出し, $n+1, n+2$ 年後を予測した結果, 高精度の在籍客数予測ができることを確認した。そのため今後は, 在籍客数の予測から売り上げ予測や食材の廃棄削減につなげられると考察する。

表 1. 購買行動の変化

X	高い		低い	
	高い	低い	高い	低い
長期	61.59%	44.35%	35.81%	26.16%
浮気	8.50%	14.21%	11.22%	13.41%
予兆	17.25%	18.33%	21.57%	19.46%
移動	12.66%	23.11%	31.39%	40.98%

表 2. 表 1 の予兆・移動部門の離脱有無

X	高い		低い	
	高い	低い	高い	低い
在籍	34.53%	66.40%	37.88%	66.18%
休眠	25.47%	15.01%	25.66%	15.67%
離脱	40.00%	18.59%	36.46%	18.15%

5. 終わりに

本研究では, 顧客育成を行うために顧客の購買行動に着目し, 離脱に関する分析を行なった。その結果, 購買行動の変化は離脱に直接つながるわけではないということ, 加えて離脱は在籍と背中合わせのような関係にあることが明らかになった。これは経営者が経験則的に感じていたことの証明であり, 在籍客と離脱客の判別が困難な問題であるということも明らかにした。今後は, 離脱の原因を発見することが顧客育成のための重要な課題と言える。今回は購買部門の類似性に着目し分析を行なったが, 購入金額や来店回数・頻度などの顧客のその時のランクを考慮に加え分析することで離脱の詳細な原因究明につながると推測する。

参考文献

- [1] 中山 厚徳, 鶴見 裕之, “百貨店における消費者の購買意思決定プロセス”, 応用社会学研究, Vol.49, pp195-205, (2007)
- [2] 山田 浩喜, “百貨店顧客の客単価形成メカニズムの解析”, Review of economics and information studies, Vol.19, No.1・2, pp37-51, (2018)
- [3] 山田 浩喜, 佐藤 忠彦, “百貨店の来店回数生起メカニズムの構造異質性の解析”, 行動計量学, Vol.43, No.1, pp53-68 (2016).
- [4] 中原 輝昭, 羽室 行信, 中原 孝信, 中元 政一, CNN と Siamese ネットワークを用いたアパレル新商品の推薦手法について, 人工知能学会全国大会論文集, 第 34 回全国大会, セッション ID 1N4-GS-13-04, (2020)
- [5] 笹谷 奈翁美, 坪内 孝太, 田代 昭悟, 鍛冶 伸裕, 清水 伸幸, ショッピングサイトにおける優良顧客の離脱抑止施策について, 人工知能学会全国大会論文集, 30, 2016
- [6] 柳本 豪一, 行動履歴からのユーザの活性度の推定, 人工知能学会全国大会論文集, 第 30 回全国大会, セッション ID: 3E3-1, (2016)